فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و ششم / بهار ۱۴۰۰

# پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار با استفاده از مدل ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی و سیستم استنتاج عصبی فازی سازگار و سیستم خبره فازی

مصطفی یوسفی طزرجان[۱]
اعظم دخت صفی صمغ آبادی[۲]
عزیزاله معماریانی[۳]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۹/۰۲/۰۲ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۰۵/۱۴

## چکیده

پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار موضوعی چالش برانگیز و جذاب است. سرمایه گذاران علاقه مندند که بتوانند سود سهام مختلف را در بازارهای مالی پیش‌بینی کنند. در این مقاله مدل ترکیبی ارائه شده است که در آن ابتدا قیمت پایانی سهام برای روز بعد بر مبنای الگوریتم سیستم استنتاج عصبی فازی سازگار (ANFIS) و شبکه عصبی بازگشتی (RNN) با استفاده از داده‌های تاریخی و شاخص‌های اندیکاتور پیش‌بینی می‌شود. سپس نتایج به همراه وضعیت شایعات بازار به سیستم خبره فازی وارد می‌شود و پیش‌بینی را بر مبنای خروجی سیستم عصبی فازی و شبکه عصبی بازگشتی به همراه وضعیت شایعات بازار، نهایی می‌کند. مدل ترکیبی ارائه شده برای پیش‌بینی قیمت داده‌های سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان اجرا شد. در این مطالعه برای داده‌های تحقیق از داده‌های شرکت بورس اوراق بهادار تهران مربوط به داده‌های سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان از ۵ فروردین ۱۳۹۵ لغایت ۲۹ اسفند ۱۳۹۸ استفاده شده است. چهار شاخص فنی در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است که عبارتند از: میانگین متحرک(MA)، میانگین متحرک نمایی(EMA)، اندیکاتور قدرت نسبی(RSI)، اندیکاتور میانگین متحرک همگرایی واگرایی(MACD). از این متغیرها به عنوان ورودی سیستم عصبی فازی برای پیش‌بینی قیمت پایانی روز بعد سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان استفاده شده است.

## کلمات کلیدی

شاخص‌های فنی، پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار، سیستم استنتاج عصبی فازی سازگار ANFIS، شبکه عصبی بازگشتی (RNN)

۱-گروه مهندسی صنایع، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران،(نویسنده مسئول) yousofi@uast.ac.ir
۲-گروه مهندسی صنایع، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران، safi.az@gmail.com
۳-گروه مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران، memariani@khu.ac.ir

**مقدمه**

پیش‌بینی قیمت‌های آینده سهام بشدت تحت تأثیر عوامل داخلی و خارجی است. محققان مقالات متعددی برای پیش‌بینی داده‌های سهام منتشر کرده اند. اما ، نتایج آنها کمی با داده‌های واقعی سهام متفاوت است. ابزارهای مختلف بهینه سازی مانند تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم ژنتیکی و غیره برای پیش‌بینی بازار آینده وجود دارد. برخی از محققان معتقدند شبکه عصبی مصنوعی بهترین ابزار بهینه سازی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی است[۱]. شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با استفاده از داده‌های قبلی، آینده ناشناخته و پنهان را پیش‌بینی کند. در این مقاله، یک مدل ترکیبی ارائه شده است که در آن ابتدا قیمت پایانی سهام برای روز بعد بر مبنای الگوریتم سیستم استنتاج عصبی فازی سازگار (ANFIS) و شبکه عصبی بازگشتی (RNN) با استفاده از داده‌های تاریخی و شاخص‌های اندیکاتور پیش‌بینی می‌شود. سپس نتایج به همراه وضعیت شایعات بازار به سیستم خبره فازی وارد می‌شود و پیش‌بینی را بر مبنای خروجی سیستم عصبی فازی و شبکه عصبی بازگشتی به همراه وضعیت شایعات بازار، نهایی می‌کند. برای تست مدل پیشنهادی، مدل برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان اجرا شده است.

مطالعات بسیاری در مورد پیش‌بینی بازار سهام انجام شده است. کیم [۲] بردار پشتیبان ماشین را برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی پیشنهاد دادند. آنها مدل‌های SVM را با مدل ANN و مدل استنتاج مبتنی بر مورد مقایسه کردند. آرمانو[۳] رویکرد جدیدی را برای انجام پیش‌بینی بازار سهام با استفاده از یک معماری عصبی ژنتیکی ترکیبی مورد مطالعه قرار داد. کیم و همکاران [۴] اثربخشی یک روش ترکیبی با شبکه عصبی تأخیر زمانی (TDNNs) و الگوریتم ژنتیکی (GA) در تشخیص الگوهای زمانی برای کار پیش‌بینی بازار سهام را بررسی کردند و نشان دادند که رویکرد یکپارچه GA-TDNNs پیشنهادی در این مطالعه عملکرد بهتری از TDNNهای استاندارد و شبکه عصبی بازگشتی برای شناسایی الگوی زمانی دارد. بهاردواج و بنگیا [۵] تحلیل عصبی فازی از سودآوری را انجام دادند. کوله و همکاران [۶] یک روش موثر برای پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از سیستم ترکیبی استنتاج عصبی فازی مبتنی بر پارتیشن بندی شبکه ارائه دادند. چن و همکاران [۷] برای پیش‌بینی شاخص سهام از مدلهای سری زمانی چند عاملی مبتنی بر ANFIS استفاده کردند.

بیله و همکاران [۸] پیش‌بینی بازار سهام را با استفاده از یک الگوریتم آموزش پیشرفته شبکه عصبی انجام دادند. چنگ و یانگ [۹] از القاء قانون مجموعه‌های راف برای ساخت مدل سری زمانی فازی جهت پیش‌بینی قیمت سهام استفاده کردند. کائو [۱۰] از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی حرکت

قیمت سهام (یعنی بازده قیمت) برای شرکتهایی که در بورس اوراق بهادار شانگهای معامله می‌شوند استفاده کرد و قدرت پیش‌بینی مدلهای شبکه عصبی چند متغیره و چند متغیره را با یکدیگر مقایسه کرد و نتایج کار وی نشان می‌دهد که شبکه عصبی از مدلهای خطی بهتر است. ییلدیز و همکاران [۱۱] مدل‌های ANN را برای پیش‌بینی بورس اوراق بهادار استانبول پیشنهاد کردند. نتایج نشان داد که مدلهای ANN دقت ۷۴٫۵۱٪ دارند. تیلاکاراتنه و همکاران [۱۲] الگوریتم‌های اصلاح شده شبکه عصبی را مورد بررسی قرار دادند تا پیش‌بینی کنند که آیا بهتر است سهام شاخص‌های بورس اوراق بهادار را خریداری یا نگهداری کنید یا بفروشید. آکینوال آدیو و همکاران [۱۳] استفاده از خطای انتشار برگشت به عقب و تحلیل رگرسیون را برای پیش‌بینی سهام بورس نیجریه (NSMP) بررسی کردند.

چاندر [۱۴] پیش‌بینی بازار سهام را با استفاده از خوشه‌بندی‌های کاهشی و استنتاج عصبی فازی انجام داد. راستمن و فانیتا [۱۵] پیش‌بینی قیمت را با استفاده از ANFIS انجام دادند و نتایج پیش‌بینی را بر اساس خطای نسبی توسط سی- میانگین فازی، خوشه‌بندی کردند. کاور و همکاران [۱۶] مدل ترکیبی ANFIS و خوشه‌بندی C میانگین برای پیش‌بینی شاخص BSE توسعه دادند. حسن نیاکالاگر و همکاران [۱۷] یک روش استنباط فازی شرطی برای پیش‌بینی ارائه دادند و آن را روی پیش‌بینی سهام آزمایش کردند. هوانگ و همکاران [۱۸] مدل شبکه عصبی برای انتخاب سهام بر اساس تحلیل بنیادی ارائه دادند. جنکوا [۱۹] از شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی برای پیش‌بینی معاملات سهام استفاده کرد. آتسالاکیس و والاوانیس [۲۰] از کنترل کننده سیستم عصبی فازی تطبیقی برای کنترل مدل فرآیند بورس اوراق بهادار و ارزیابی انواع سهام استفاده کرد. عبدالسلام و همکاران [۲۱] از روش میانگین متحرک (MA) برای کشف الگوهای قیمتی سهام استفاده کردند. آنها از مقادیر متغیرهای موجود در پایگاه داده استفاده کردند تا مقادیر آینده را برای سایر متغیرها با استفاده از داده‌های سری زمانی پیش‌بینی کنند. روش MA روشی برای کاهش نوسانات و بدست آوردن روندهایی با دقت و صحت نسبتا قابل قبول است. وانگ و همکاران [۲۲] برای پیش‌بینی از مدل ARIMA و مدل بردار ARMA با روش سری زمانی فازی استفاده کردند. روش سری زمانی فازی به ویژه مدل اکتشافی، توانایی پیش‌بینی بهتری برای دوره کوتاه مدت دارد. مدل ARIMA در دوره زمانی طولانی، خطاهای پیش‌بینی کوچکی ایجاد می‌کند. آگراوال و همکاران [۲۳] با به حداقل رساندن ریسک ناشی از سرمایه گذاری، رویکردی نوآورانه برای نشان دادن تصمیمات بورس ارائه دادند. این سیستم برای تصمیم گیری مبتنی بر شاخص‌های فنی از سیستم استنتاج عصبی و فازی تطبیقی (ANFIS) استفاده می‌کند. در میان شاخص‌های مختلف فنی موجود، این سیستم از میانگین‌های متحرک وزندار ، واگرایی و شاخص قدرت نسبی (RSI) استفاده کرده

است. کارا و همکاران [۲۴] برای پیش‌بینی بورس اوراق بهادار استانبول از شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبانی استفاده کردند.

کریستجانپولر و میخائیل [۲۵] مدلی برای پیش‌بینی ریسک بازار سهام از طریق ادغام رژیم سوئیچینگ ، ANFIS و تکنیک‌های GARCH ارائه دادند. ولاسنکو و همکاران [۲۶] یک مدل عصبی فازی ترکیبی برای پیش‌بینی سری زمانی سهام بورس ارائه کردند. کومار چاندر [۲۷] مدل ترکیبی با استفاده از همجوشی تبدیل موجک و سیستم استنتاج عصبی فازی سازگار برای پیش‌بینی بازار سهام ارائه داد. داش و داش [۲۸] برای پیش‌بینی کارآمد قیمت سهام از یک سیستم استنتاج عصبی فازی بازگشتی اصلاح شده بهینه استفاده کردند. محمود و میساد [۲۹] یک سیستم عصبی فازی بازگشتی مبتنی بر مومنتم برای پیش‌بینی قیمت سهام ارائه دادند. دو و وانگ ترانگ [۳۰] پیش‌بینی شاخص سهام ویتنام را با مقایسه ای از ANFIS سلسله مراتبی و LSTM انجام دادند.

آتسالاکیس و همکاران [۳۱] پیش‌بینی سهام را بر اساس نورو فازی پیشنهاد می‌کنند. از این تکنیک‌ها برای پیش‌بینی روند قیمت سهام استفاده شده است. ادبییی و همکاران [۳۲] برای پیش‌بینی قیمت سهام از روش ترکیبی استفاده کردند. آنها ثابت کردند که روش ترکیبی نسبت به سایر تکنیکها بطور معنی‌داری بهتر است. بودهانی و همکاران [۳۳] برای پیش‌بینی بازار بورس از شبکه انتشار بازگشت به جلو استفاده کردند. روش آموزش آنها باعث بهبود بهتر در پیش‌بینی بازارهای سهام می‌شود. دواداس و لیگوری [۳۴] مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی قیمت پایانی بورس بمبئی پیشنهاد کرد. ورودی‌های شبکه‌ها قیمت بالا، پایین ، باز ، بسته شدن و ارزش است. ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین انحراف مطلق و میانگین خطای درصد مطلق به عنوان شاخص عملکرد برای شبکه استفاده شد. مسعود [۳۵] برای پیش‌بینی جهت بازار مالی لیبی از مدل ANN استفاده کرد. وی از میانگین مربعات خطا و ریشه مجموع میانگین مربعات خطا به عنوان شاخص عملکرد استفاده کرد.

صدیقی و همکاران [۳۶] یک مدل ترکیبی جدید برای پیش‌بینی قیمت سهام مبتنی بر مدل‌های فراابتکاری و ماشین بردار پشتیبان ارائه دادند. وی [۳۷] مدل ANFIS ترکیبی مبتنی بر استعمار رقابتی برای پیش‌بینی سری زمانی سهام ارائه داد. سوتو و همکاران [۳۸] یک روش جدید برای پیش‌بینی سری‌های زمانی چندگانه با استفاده از مدل‌های تجمیع فازی MIMO با شبکه‌های عصبی مدولارارائه دادند. سو و چنگ [۳۹] یک مدل ترکیبی سری زمانی فازی مبتنی بر ANFIS و روش انتخاب ویژگی غیرخطی یکپارچه برای پیش‌بینی سهام توسعه دادند. آتسالاکیس و همکاران [۴۰] روند سهام در دوره‌های آشفته بازار را با استفاده از سیستم‌های عصبی فازی پیش‌بینی کردند.جنگ و ژانگ [۴۱] مدل

CARFX مبتنی بر ANFIS را برای پیش‌بینی نوسانات سهام توسعه دادند. پردمو توار و همکاران [۴۲] مقایسه ای بین مدلهای ANFIS، ANNS و SONFIS برای سری‌های زمانی متغیرانجام دادند. تان و همکاران [۴۳] یک سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه تطبیقی جدید با قوانین تعدیل تطبیقی برای پیش‌بینی نوسانات بازار سهام ارائه دادند. ترنو و همکاران [۴۴] مدل سازی نوسانات داده‌های سری زمانی مالی را با استفاده از سیستم ANFIS انجام دادند.

این مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. بخش ۲ داده‌های تحقیق و شاخص‌های فنی مورد استفاده در این مطالعه را ارائه می‌دهد. بخش ۳ مقاله در مورد رویکرد عصبی فازی، شبکه عصبی بازگشتی و سیستم خبره فازی و مدل ترکیبی پیشنهادی برای پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار توضیح می‌دهد. بخش ۴ نتایج و مباحث مربوط به این کار را ارائه می‌دهد. در بخش ۵ نتیجه گیری و پیشنهادها ارائه می‌شوند.

## داده‌های تحقیق و شاخص‌های فنی

### داده‌های تحقیق

اطلاعات سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان از وب سایت شرکت بورس اوراق بهادار تهران http://www.tsetmc.com جمع آوری شده است. دوره در نظر گرفته شده در این پژوهش از ۲۰ اسفند ۱۳۸۵ معادل ۱۱ مارس ۲۰۰۷ تا ۵ فروردین ۱۳۹۹ معادل ۲۴ مارس ۲۰۲۰ می‌باشد که شامل ۲۸۵۳ رکورد اطلاعات روزانه است و شاخص‌های فنی از روی آن محاسبه شده است. داده‌های نمونه در جدول ۱ آورده شده است. جدول ۱ دارای پنج ستون است که ستون اول تاریخ را نشان می‌دهد، ستون‌های بعدی بیشترین قیمت، کمترین قیمت، قیمت پایانی و ارزش را در تاریخ مربوطه نشان می‌دهد.

**جدول ۱ : نمونه داده‌های مورد مطالعه**

| <VALUE> | <CLOSE> | <LOW> | <HIGH> | <DTYYYYMMDD> |
|---|---|---|---|---|
| ۳,۶۰۷۷۶E+۱۱ | ۴۴۱۱ | ۴۳۹۱ | ۴۵۴۹ | ۲۰۲۰۰۳۲۴ |
| ۵,۰۴۹۴۲E+۱۱ | ۴۶۲۲ | ۴۵۳۶ | ۴۶۶۲ | ۲۰۲۰۰۳۱۸ |
| ۵,۳۱۳۰۹E+۱۱ | ۴۵۳۷ | ۴۴۵۲ | ۴۶۰۸ | ۲۰۲۰۰۳۱۷ |
| ۶,۲۶۳۴۷E+۱۱ | ۴۵۳۵ | ۴۴۴۶ | ۴۵۹۳ | ۲۰۲۰۰۳۱۶ |
| ۷,۵۹۶۷۹E+۱۱ | ۴۴۱۷ | ۴۲۷۴ | ۴۵۵۰ | ۲۰۲۰۰۳۱۵ |
| ۴,۶۸۶۵۶E+۱۱ | ۴۴۹۷ | ۴۴۸۳ | ۴۶۵۹ | ۲۰۲۰۰۳۱۴ |

## شاخص‌های فنی

برای پیش‌بینی قیمت سهام از شاخص‌های فنی استفاده می‌شود. چندین شاخص فنی وجود دارد که برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. در این مقاله، چهار شاخص فنی از ادبیات موضوع استفاده شده است و در جدول ۲ آورده شده است.

**جدول ۲ : شاخص‌های فنی مورد استفاده**

| ردیف | شاخص | نماد | فرمول |
|---|---|---|---|
| ۱ | میانگین متحرک | MA | $\mathrm{MA_n} = \frac{\sum_{i=1}^{n} C_i}{n}$ |
| ۲ | میانگین متحرک نمایی | EMA | $EMA_n = C_n \frac{2}{t+1} + EMA_{n-1}(1 - \frac{2}{t+1})$ |
| ۳ | اندیکاتور قدرت نسبی | RSI | $RSI=100 - \frac{100}{1+RS}$ <br> $RS = \frac{\text{میانگین سود}}{\text{میانگین ضرر}}$ |
| ۴ | اندیکاتور میانگین متحرک همگرایی واگرایی | MACD | $MACD = EMA_{26} - EMA_{12}$ |

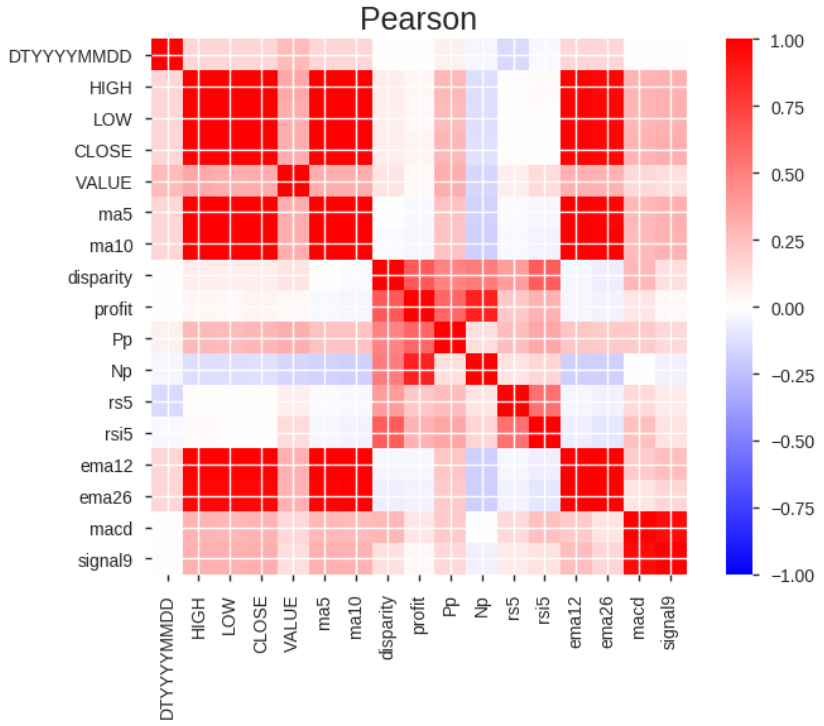
خلاصه آمار داده‌های سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان در جدول ۳ نشان داده شده است. حداقل، میانگین و حداکثر، شاخص‌های میانگین متحرک(MA)، میانگین متحرک نمایی(EMA)، اندیکاتور قدرت نسبی(RSI)، اندیکاتور میانگین متحرک همگرایی واگرایی(MACD)، در جدول نشان داده شده‌اند. ۶۲۵,۸۲۴

**جدول ۳ : خلاصه آمار داده‌های سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان**

| شاخص | حداقل | میانگین | حداکثر |
|---|---|---|---|
| DTYYYYMMDD | ۲۰۰۷۰۵۰۵ | ۲۰۱۳۵۰۴۲ | ۲۰۲۰۰۳۲۴ |
| HIGH | ۱۰۰۷ | ۲۹۸۰,۵۰۹ | ۶۶۳۰ |
| LOW | ۹۵۰ | ۲۸۹۴,۷۸۹ | ۶۲۶۱ |
| CLOSE | ۱۰۰۱ | ۲۹۴۲,۳۲۲ | ۶۵۳۲ |
| VALUE | ۶۵۹۱۹۴ | ۱۰E+۸,۹۱ | ۱۲E+۳,۱۸ |
| MA5 | ۱۰۱۰,۴ | ۲۹۴۰,۴۶ | ۶۲۵۷,۸ |
| MA10 | ۱۰۱۰,۵ | ۲۹۳۹,۹۹۵ | ۶۲۵۶,۵ |
| disparity | -۰,۰۰۳۸۵ | ۰۵E-۱,۰۱ | ۰,۰۰۲۱۵۵ |

| | | | |
|---|---|---|---|
| ۹۱۳ | ۰,۲۴۳۸۸۵ | -۱۸۴۲ | profit |
| ۹۱۳ | ۲۱,۸۹۶۴۹ | ۰ | Pp |
| ۰ | -۲۱,۶۵۲۶ | -۱۸۴۲ | Np |
| ۵۲۲ | ۱۴,۶۹۰۰۴ | ۰ | RS5 |
| ۱۰۰ | ۴۹,۳۵۳۳ | ۰ | RSI5 |
| ۶۱۳۸,۹۴۱ | ۲۹۳۷,۱۰۴ | ۱۰۲۹,۷۲۱ | EMA12 |
| ۵۹۲۲,۵۱۲ | ۲۹۳۰,۶۹۳ | ۱۰۵۱,۷۰۱ | EMA26 |
| ۶۳۲,۰۳۵۲ | ۶,۱۵۷۳۴ | -۷۳۶,۸۱۳ | MACD |
| ۵۵۷,۶۴,۴ | ۶,۰۵۷۰۱ | -۶۲۵,۸۲۴ | signal9 |

شکل ۱ ضریب پیرسون بین شاخص‌های مورد مطالعه در این پژوهش را نشان می‌دهد.




**شکل ۱ : ضریب پیرسون بین متغییرهای مورد مطالعه**

**میانگین متحرک**، میانگین متحرک نوسانات قیمتی را حذف می‌کند و اطلاعات مناسبی از متوسط قیمت و روند قیمتی را ارائه می‌کند. میانگین متحرک ساده[1] متوسط قیمت سهام، در بازه زمانی مورد

نظر است و میانگین متحرک نمایی[۲] میانگین وزنی متوسط قیمت است که در آن هر چه قیمت به انتهای بازه زمانی (قیمت فعلی) نزدیک‌تر می‌شود، وزن بیشتری می‌گیرد.

**اندیکاتور قدرت نسبی:** فرمول محاسبه RSI به صورت زیر می‌باشد:

$$RSI=100-\frac{100}{1+RS}$$

که در آن داریم:

$$RS=\frac{\text{میانگین سود}}{\text{میانگین ضرر}}$$

که در آن ابتدا برای هر روز سود یا ضرر از تفریق قیمت بسته شدن سهم از قیمت بسته شدن سهم در روز قبل محاسبه می‌شود. برای محاسبه میانگین سود، سود روزهای مثبت را با هم جمع می‌شود و برای محاسبه میانگین ضرر قدرمطلق مقدار روزهای منفی با هم جمع می‌شود و حاصل بر تعداد روزها تقسیم می‌شود.

**میانگین متحرک نمایی**(EMA) به عنوان میانگین متحرکی که وزنی نمایی دارد نیز شناخته می‌شود. یک میانگین متحرک که وزنی نمایی دارد به تغییرات اخیر قیمت واکنش بیشتری نشان می‌دهد.

$$EMA_{\mathrm{n}}=C_n\frac{2}{t+1}+EMA_{\mathrm{n}-1}(1-\frac{2}{t+1})$$

**اندیکاتور میانگین متحرک همگرایی واگرایی**[۳] یک اندیکاتور مومنتوم تعقیب‌گر روند[۴] است. این شاخص رابطه بین دو میانگین متحرک را در نمودار قیمت سهام نشان می‌دهد.

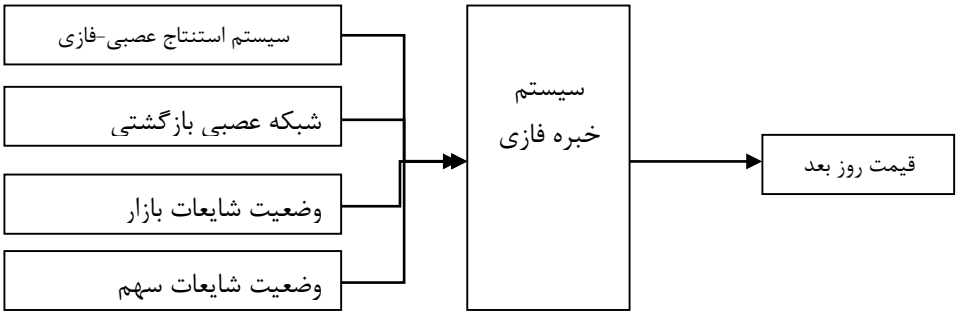
$$MACD=EMA_{26}-EMA_{12}$$

## رویکرد ترکیبی برای پیش‌بینی قیمت سهام

شبکه‌های عصبی ، الگوریتم‌های ژنتیکی و سیستم‌های فازی، تکنیک‌های محاسبات نرم هستند. همه این تکنیک‌ها به طور جداگانه راه حل کارآمدی برای مسائل پیچیده ارائه می‌دهند. اما وقتی این تکنیک‌ها با هم ترکیب شوند ، می‌تواند برای مواردی که این تکنیک‌ها به صورت جداگانه نتیجه مناسبی ندارند نیز مفید باشند.

نمودار روش پیشنهادی در شکل ۲ نشان داده شده است که سه ورودی دارد. ورودی اول نتیجه پیش‌بینی سیستم عصبی فازی، ورودی دوم نتیجه پیش‌بینی شبکه عصبی بازگشتی، ورودی سوم وضعیت

شایعات بازار و ورودی سوم وضعیت شایعات سهم است. ورودی‌های چهارگانه به سیستم خبره فازی داده می‌شود و قیمت سهام روز بعد به عنوان خروجی از سیستم دریافت می‌شود.

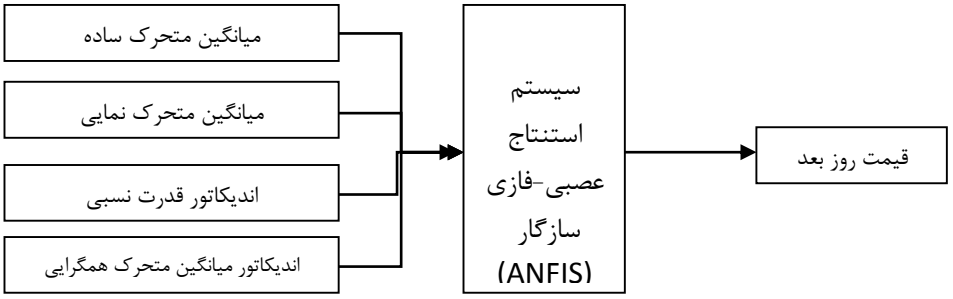



**شکل ۲ : نمودار روش ترکیبی پیشنهادی**

**روش عصبی فازی**

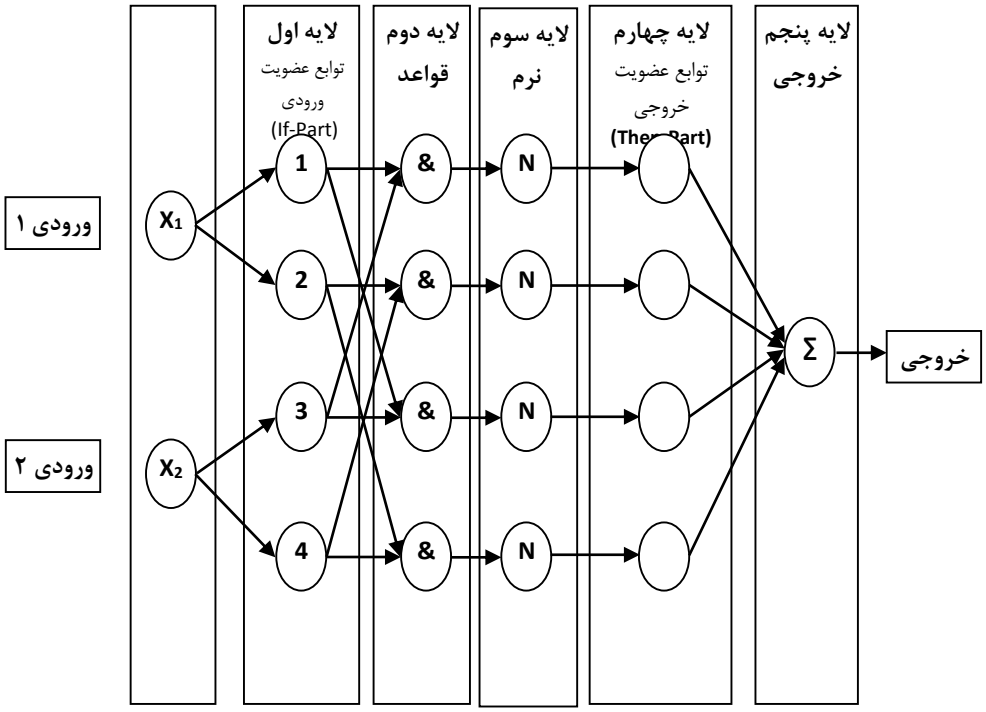
یک سیستم عصبی فازی، ترکیبی از عملکردهای تئوری مجموعه فازی و شبکه‌های عصبی است. این سیستم ترکیبی می‌تواند هر نوع اطلاعات مانند داده‌های عددی ، داده‌های منطقی و داده‌های زبانی را کنترل کند. محاسبات به دلیل تئوری فازی سریع انجام می‌شود. همچنین ، می‌تواند داده‌های نادرست، مبهم و ناقص را مدیریت کند. از این رو، رویکرد عصبی فازی برای پیش‌بینی قیمت‌های آینده سهام مناسب است. این یک شبکه چند لایه بازخورد به جلو و دارای سه لایه یعنی لایه ورودی ، لایه پنهان و لایه خروجی است.

نمودار روش پیشنهادی در شکل ۳ نشان داده شده است که چهار ورودی میانگین متحرک(MA)، میانگین متحرک نمایی(EMA)، اندیکاتور قدرت نسبی(RSI)، اندیکاتور میانگین متحرک همگرایی واگرایی(MACD)، به سیستم عصبی فازی داده می‌شود و قیمت سهام روز بعد به عنوان خروجی از سیستم دریافت می‌شود.




**شکل ۳ : نمودار روش پیشنهادی در سیستم استنتاج عصبی فازی سازگار(ANFIS)**

شبکه مورد استفاده در این تحقیق یک شبکه با ۴ ورودی و یک خروجی است اما به جهت ساده‌تر شدن توضیح فرمول‌ها و ارائه مدل، مدلی با دو ورودی مطابق شکل ۴ را در نظر بگیرید. این شبکه برای اولین بار در سال ۱۹۹۱ توسط جانگ معرفی شد.




**شکل۴ : ساختار سیستم ANFIS**

در این مثال فرض می‌شود در لایه اول، گره ۱ و ۲ به زیرمجموعه A و گره ۳ و ۴ به زیرمجموعه B مرتبط هستند، در این صورت تابع عضویت بخش "اگر" طبق فرمول ۱ و ۲ محاسبه می‌شود.

$$O_{1,j} = \mu_{A_j}(x_1); \text{ for j=1,2} \quad (1)$$

$$O_{1,j} = \mu_{B_j}(x_2); \text{ for j=3,4} \quad (2)$$

درخروجی لایه دوم طبق فرمول ۳ قواعد اعمال می‌شوند.

$$O_{2,j} = w_j = \mu_{A_j}(x_1)\mu_{B_j}(x_2) \quad (3)$$

در لایه سوم خروجی‌های لایه ۲ با فرمول ۴ نرمالسازی می‌شوند.

$$O_{3,j} = \overline{w}_j = \frac{w_j}{\sum_j w_j} \text{ ; for j=1,2 and j=3,4} \quad (4)$$

خروجی لایه چهارم با فرمول ۵ تابع تاکاگی سوگنو را اعمال می‌کند.

$$O_{4,j} = \overline{w}_j f_j = \overline{w}_j (p_j x_1 + q_j x_2 + r_j) \quad (5)$$

که در آن $p_j$, $q_j$, و$r_j$ پارامترهای قسمت "آنگاه" هستند.

خروجی نهایی سیستم طبق فرمول ۶ محاسبه می‌شود.

$$O_5 = \sum_j \overline{w}_j f_j = \frac{\sum_j w_j f_j}{\sum_j w_j} \quad (6)$$

ANFIS از یک چرخه یادگیری دو فازی شامل فاز رو به جلو و فاز رو به عقب استفاده می‌کند. در فاز رو به جلو از الگوریتم حداقل مربعات خطا (LSE) استفاده می‌کند و در فاز رو به عقب از الگوریتم شیب نزولی(معمولاً بک پروپگیشن[۵]) استفاده می‌کند.

**خوشه‌بندی کاهشی**

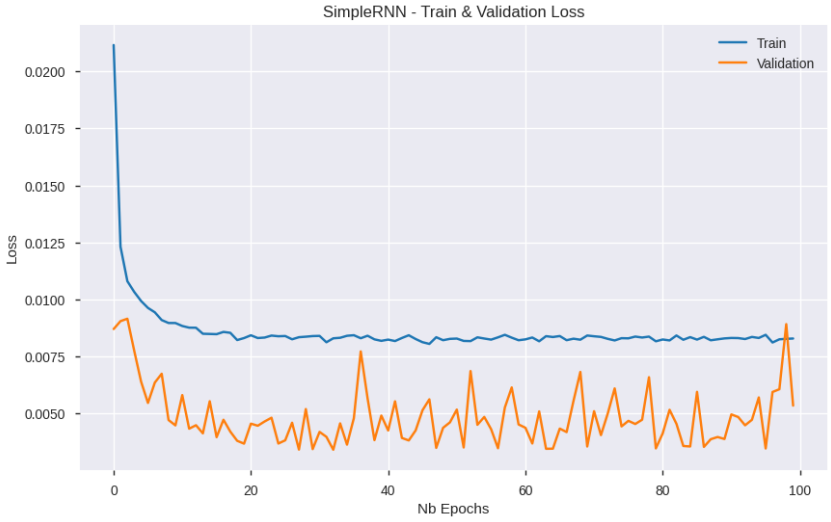
خوشه‌بندی کاهشی یکی از الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای یافتن مراکز خوشه ای و مکان‌های اولیه جستجو است. خوشه‌بندی کاهشی نواحی با چگالی زیاد را در فضای داده‌ها جستجو می‌کند و نقطه‌ای که دارای بیشترین تعداد همسایه باشد به عنوان مرکز خوشه انتخاب می‌کند. تکنیک خوشه‌بندی کاهشی نقاط دارای بیشترین تمایز و کمترین شباهت نسبت به دیگر نقاط را انتخاب می‌کند. نتایج حاصل از خوشه‌بندی به عنوان ورودی به سیستم عصبی فازی داده می‌شود. تعیین خوشه‌ها با استفاده از روش خوشه‌بندی کاهشی با استفاده از تخمینگر کمترین مربعات برای کاهش قوانین فازی و تعداد گره‌ها انجام می‌شود.

**روش شبکه عصبی بازگشتی**

امروزه بسیاری از داده‌های سری زمانی ترکیبی به طور گسترده در بازار مالی مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های سری زمانی ترکیبی شامل داده‌های سری زمانی و داده‌های غیر سری زمانی است. به طور خاص در بورس داده‌های سری زمانی و داده‌های غیر سری زمانی وجود دارد.

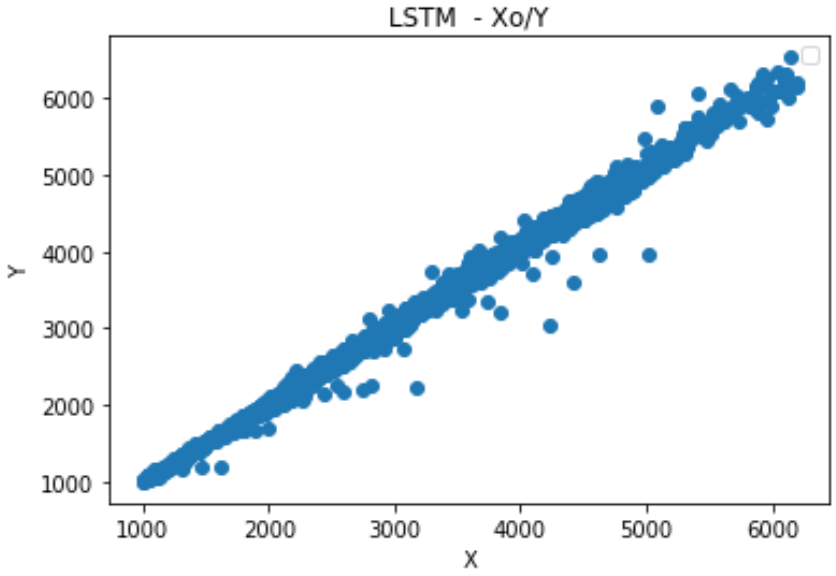
در بین مدلهای مختلف موجود برای پیش‌بینی، شبکه‌های عصبی (NN) عملکرد برتری نشان داده‌اند زیرا قادر به یادگیری روابط غیر خطی در بین عوامل هستند و در حضور داده‌های دارای نویز یا نادرست از کارآیی بیشتری برخوردار هستند[۴۵]. شبکه‌های عصبی کلاسیک نتایج خوبی را در داده‌های غیر سری زمانی دارند، اما نمی‌توانند سری‌های زمانی را به خوبی پیش‌بینی کنند. به طور خاص هنگامی که سری داده‌های تاریخی در اختیار باشد شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) مفید هستند زیرا آنها قادر به درک پویایی زمانی داده‌ها هستند[۴۶]. شبکه عصبی بازگشتی (RNN) انتخابی بهتر از سایر شبکه‌های عصبی برای پردازش داده‌های سری زمانی با استفاده از حالت داخلی (حافظه) است [۴۷]. شبکه‌های عصبی بازگشتی دسته‌ای از شبکه‌های عصبی‌اند که در نرون‌های آن، خروجی‌های قبلی می‌توانند به‌عنوان ورودی استفاده شوند. حافظه‌های کوتاه مدت طولانی (LSTMs) و واحدهای بازگشتی[۶] (GRU) دو ساختار متداول در RNN هستند. حافظه RNN به عنوان پیوندی بین سلولهای عصبی برای پردازش اطلاعات داخلی در طول دنباله در نظر گرفته می‌شود.

در مدل شبکه عصبی بازگشتی دو ورودی تاریخ و قیمت پایانی به مدل داده شده و یک خروجی قیمت پایانی سهم در روز بعد می‌باشد. شکل 5 خطای مدل را برای حالت آموزش و ارزیابی نشان می‌دهد.



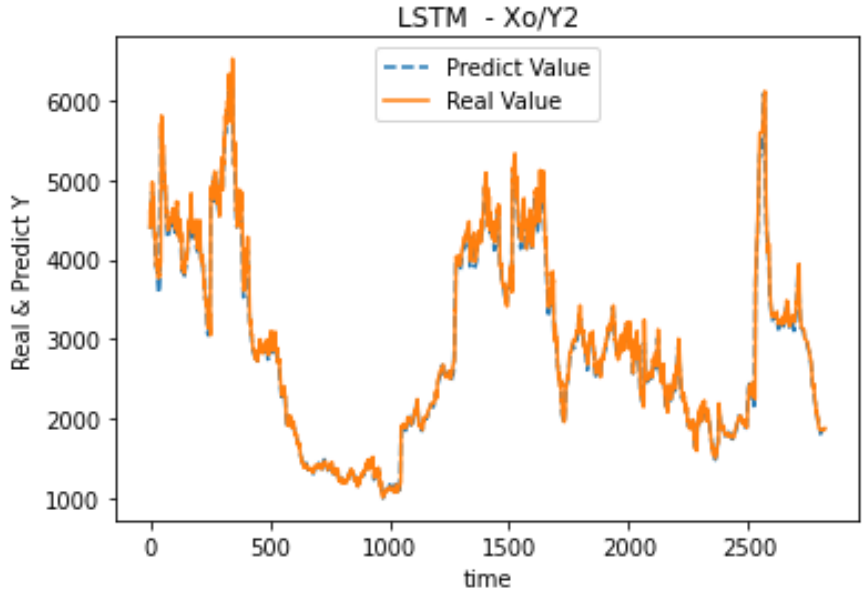

**شکل ۵ : خطای مدل شبکه عصبی بازگشتی برای حالت آموزش و ارزیابی**

شکل ۶ نمودار مقدار واقعی در برابر مقدار پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد.




**شکل ۶ : نمودار مقدار واقعی در برابر مقدار پیش‌بینی شده**

شکل ۷ نمودار مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده در طول زمان را نشان می‌دهد.




**شکل ۷ : نمودار مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده در طول زمان**

## نتیجه گیری و پیشنهادها

ساختار سیستم پیشنهادی در شکل ۲ نشان داده شده است، که در آن چهار پارامتر به عنوان ورودی داده می‌شود و قانون‌های بهینه سازی شده از روش خوشه‌بندی کاهشی انتخاب شده، این قوانین به همراه قوانین وضعیت شایعات بازار و وضعیت شاخص‌های سهم سیستم خبره نهایی را تشکیل می‌دهند. در این سیستم از توابع عضویت خروجی برای تولید نتایج استفاده می‌شود. سیستم پیشنهادی از ترکیب سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار(ANFIS) و شبکه عصبی بازگشتی سیستم خبره فازی را تشکیل می‌دهد. شکل ۳ مدل پیشنهادی برای ANFIS را نشان می‌دهد. قوانین مدل ANFIS با روش خوشه‌بندی کاهشی، کاهش داده شده است و با ترکیب با قوانین خبرگی بازار و سهام، سیستم خبره نهایی را تشکیل می‌دهد. همچنین برای پیش‌بینی قیمت پایانی روز بعد از شبکه عصبی بازگشتی استفاده شده است. این مقاله یک رویکرد تفکیکی عصبی و فازی تطبیقی را برای پیش‌بینی قیمت روز بعد داده‌های سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان پیشنهاد می‌کند. چهار شاخص فنی میانگین متحرک(MA)، میانگین متحرک نمایی(EMA)، اندیکاتور قدرت نسبی(RSI)، اندیکاتور میانگین متحرک همگرایی واگرایی(MACD) به عنوان ورودی سیستم ANFIS استفاده می‌شوند. خروجی این سیستم قیمت روز بعد داده‌های سهام شرکت فولاد مبارکه اصفهان را پیش‌بینی می‌کند.

برای مطالعات آتی پیشنهاد می‌شود شاخص‌های تاثیرگذار دیگری از جمله قیمت نفت، قیمت ارز، قیمت سهام سایر شرکت‌های مشابه و شاخص بازار نیز در مدل اضافه شود. همچنین می‌توان تاثیر وضعیت بازار سهام بر وضعیت شرکت‌های بالادستی و پایین دستی این شرکت‌ها نیز مورد بررسی قرار داد و از آن در تعیین ریسک اعتباری شرکت‌های بالادستی و پایین دستی استفاده کرد.

**منابع**

1) Chandar, S.K., Stock market prediction using subtractive clustering for a neuro fuzzy hybrid approach. Cluster Computing, 2019. **22**(6): p. 13159-13166.
2) Kim, K.J., Financial time series forecasting using support vector machines. Neurocomputing, 2003. **55**(1-2): p. 307-319.
3) Armano, G., M. Marchesi, and A. Murru, A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. Information Sciences, 2005. **170**(1): p. 3-33.
4) Kim, H.J., K.S. Shin, and K. Park. Time delay neural networks and genetic algorithms for detecting temporal patterns in stock markets. in Lecture Notes in Computer Science. 2005.
5) Bhardwaj, R. and A. Bangia, Neuro-fuzzy analysis of demonetization on NSE, in Advances in Intelligent Systems and Computing. 2019. p. 853-861.
6) Chakraborty, A., et al., An effective stock price prediction technique using hybrid adaptive neuro fuzzy inference system based on grid partitioning, in Advances in Intelligent Systems and Computing. 2016. p. 275-284.
7) Chen, Y.S., et al., A study of ANFIS-based multi-factor time series models for forecasting stock index. Applied Intelligence, 2016. **45**(2): p. 277-292.
8) Billah, M., S. Waheed, and A. Hanifa. Stock market prediction using an improved training algorithm of neural network. in ICECTE 2016 - 2nd International Conference on Electrical, Computer and Telecommunication Engineering. 2017.
9) Cheng, C.H. and J.H. Yang. Rough-set rule induction to build fuzzy time series model in forecasting stock price. in 2015 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, FSKD 2015. 2016.
10) Cao, Q., K.B. Leggio, and M.J. Schniederjans, A comparison between Fama and French's model and artificial neural networks in predicting the Chinese stock market. Computers and Operations Research, 2005. **32**(10): p. 2499-2512.
11) Yildiz, B., A. Yalama, and M. Coskun, Forecasting the Istanbul stock exchange national 100 index using an artificial neural network. World Academy of Science, Engineering and Technology, 2008. **46**: p. 36-39.
12) Tilakaratne, C.D., M.A. Mammadov, and S.A. Morris, Modified neural network algorithms for predicting trading signals of stock market indices. Journal of Applied Mathematics and Decision Sciences, 2009. **2009**.
13) Akinwale Adio, T., O.T. Arogundade, and F. Adekoya Adebayo, Translated Nigeria stock market price using artificial neural network for effective prediction. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2009(1): p. 36-43.
14) Chandar, S.K., Stock market prediction using subtractive clustering for a neuro fuzzy hybrid approach. Cluster Computing, 2019. **22**: p. 13159-13166.

15) Fanita, F. and Z. Rustam. Predicting the Jakarta composite index price using ANFIS and classifying prediction result based on relative error by fuzzy Kernel C-Means. in AIP Conference Proceedings. 2018.
16) Kaur, G., J. Dhar, and R.K. Guha, Minimal variability OWA operator combining ANFIS and fuzzy c-means for forecasting BSE index. Mathematics and Computers in Simulation, 2016. **122**: p. 69-80.
17) Hassanniakalager, A., et al., A conditional fuzzy inference approach in forecasting. European Journal of Operational Research, 2020. **283**(1): p. 196-216.
18) Huang, Y., L.F. Capretz, and D. Ho. Neural Network Models for Stock Selection Based on Fundamental Analysis. in 2019 IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering, CCECE 2019. 2019.
19) JankovÃ¡, Z. Application of artificial neural networks and fuzzy logic in stock trading. in Proceedings of the 33rd International Business Information Management Association Conference, IBIMA 2019: Education Excellence and Innovation Management through Vision 2020. 2019.
20) Atsalakis, G.S. and K.P. Valavanis, Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. Expert Systems with Applications, 2009. **36**(7): p. 10696-10707.
21) Abdulsalam, S., et al., Stock trend prediction using regression analysis - A data mining approach. ARPN Journal of Systems and Software, 2011. **1**(4): p. 154-157.
22) Wong, H.L., T. Yi-Hsien, and C.C. Wang, Application of fuzzy time series models for forecasting the amount of Taiwan export. Experts Syst. Appl., 2010. **37**: p. 1456-1470.
23) Agrawal, S., M. Jindal, and G.N. Pilla. Momentum analysis based stock market prediction using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). in Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2010, IMECS 2010. 2010.
24) Kara, Y., M. Acar Boyacioglu, and O.K. Baykan, Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange. Expert Systems with Applications, 2011. **38**(5): p. 5311-5319.
25) Kristjanpoller R, W. and K. Michell V, A stock market risk forecasting model through integration of switching regime, ANFIS and GARCH techniques. Applied Soft Computing Journal, 2018. **67**: p. 106-116.
26) Vlasenko, A., et al. A Hybrid Neuro-Fuzzy Model for Stock Market Time-Series Prediction. in Proceedings of the 2018 IEEE 2nd International Conference on Data Stream Mining and Processing, DSMP 2018. 2018.

27) Kumar Chandar, S., Fusion model of wavelet transform and adaptive neuro fuzzy inference system for stock market prediction. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019.
28) Dash, R. and P. Dash, Efficient stock price prediction using a Self Evolving Recurrent Neuro-Fuzzy Inference System optimized through a Modified technique. Expert Systems with Applications, 2016. **52**: p. 75-90.
29) Mahmud, M.S. and P. Meesad, An innovative recurrent error-based neuro-fuzzy system with momentum for stock price prediction. Soft Computing, 2016. **20**(10): p. 4173-4191.
30) Do, Q.H. and T. Van Trang, Forecasting Vietnamese stock index: A comparison of hierarchical ANFIS and LSTM. Decision Science Letters, 2020. **9**(2): p. 193-206.
31) Atsalakis, G.S., E.M. Dimitrakakis, and C.D. Zopounidis, Elliott Wave Theory and neuro-fuzzy systems, in stock market prediction: The WASP system. Expert Systems with Applications, 2011. **38**(8): p. 9196-9206.
32) Adebiyi, A.A., et al., Stock price prediction using neural network with hybridized market indicators. Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences, 2012. **3**(1): p. 1-9.
33) Budhani, N., C.K. Jha, and S.K. Budhani, Application of neural network in analysis of stock market prediction. International Journal of Computer Science and Engineering Technology (IJCSET), 2012. **3**(4): p. 61-68.
34) Devadoss, A.V. and T.A.A. Ligori, Stock prediction using artificial neural networks. International Journal of Data Mining Techniques and Applications, 2013. **2**: p. 283-291.
35) Masoud, N., Predicting direction of stock prices index movement using artificial neural networks: The case of Libyan financial market. Management & Trade, 2014. **4**(4): p. 597-619.
36) Sedighi, M., et al., A novel hybrid model for stock price forecasting based on metaheuristics and support vector machine. Data, 2019. **4**(2).
37) Wei, L.Y., A hybrid ANFIS model based on empirical mode decomposition for stock time series forecasting. Applied Soft Computing Journal, 2016. **42**: p. 368-376.
38) Soto, J., et al., A New Approach to Multiple Time Series Prediction Using MIMO Fuzzy Aggregation Models with Modular Neural Networks. International Journal of Fuzzy Systems, 2019. **21**(5): p. 1629-1648.
39) Su, C.H. and C.H. Cheng, A hybrid fuzzy time series model based on ANFIS and integrated nonlinear feature selection method for forecasting stock. Neurocomputing, 2016. **205**: p. 264-273.

40) Atsalakis, G.S., E.E. Protopapadakis, and K.P. Valavanis, Stock trend forecasting in turbulent market periods using neuro-fuzzy systems. Operational Research, 2016. **16**(2): p. 245-269.
41) Geng, L. and Z. Zhang, Application of ANFIS-based CARRX model to stock volatility forecasting. International Journal of Simulation: Systems, Science and Technology, 2016. **17**(22): p. 10.1-10.7.
42) Perdomo-Tovar, J.A., E.A. Galindo-Arevalo, and J.C. Figueroa-García, A comparative study among ANFIS, ANNS, and SONFIS for volatile time series, in Communications in Computer and Information Science. 2018. p. 253-264.
43) Tan, L., S. Wang, and K. Wang, A new adaptive network-based fuzzy inference system with adaptive adjustment rules for stock market volatility forecasting. Information Processing Letters, 2017. **127**: p. 32-36.
44) Tarno, et al., Volatility modeling of financial time series data using ANFIS. Advanced Science Letters, 2017. **23**(7): p. 6562-6566.
45) Zhang, Y., et al., Credit risk assessment based on long short-term memory model, in Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). 2017. p. 700-712.
46) Pei, S., et al., 3DACN: 3D Augmented convolutional network for time series data. Information Sciences, 2020. **513**: p. 17-29.
47) Sak, H., A. Senior, and F. Beaufays. Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling. in Proceedings of the Annual Conference of the International Speech Communication Association, INTERSPEECH. 2014.

**یادداشت‌ها** :

1 Simple Moving Average: SMA
2 Exponential Moving Average: EMA
3 Moving Average Convergence Divergence: MACD
4 trend-following momentum indicator
5 backpropagation
6 Gated Recurrent